基于面向对象的干旱半干旱地区植被分类

邬亚娟[1]，刘廷玺*[1,2]，童新[1,2]，罗艳云[1,2]，段利民[1,2]，王冠丽[1,2]

(1.内蒙古农业大学 水利与土木建筑工程学院，内蒙古，呼和浩特 010018；

2.内蒙古自治区水资源保护与利用重点实验室，内蒙古，呼和浩特 010018)

摘要：为了提高干旱半干旱地区不同植被的分类精度，以多尺度分割后的 Sentinel-2A 影像为主要数据源。通过融合主成分变换分析、植被指数以及影像纹理特征等，对比分析了 CART 决策树、C4.5 决策树、KNN、SVM 4 种分类模型在干旱半干旱地区面向对象的分类精度。结果表明：面向对象分类的最佳分割尺度为 58、81 和 102，即在 102 尺度下分离出植被和非植被后，分别在 58、81 尺度下提取不同植被的特征信息。由分类精度可知，基于决策树的分类精度高于 KNN、SVM 算法，各模型的分类精度均达到 89%以上，其中 CART 决策树分类总体精度最高达到 91.28%，Kappa 系数 0.91，验证了基于中分辨率单时相遥感影像进行复杂下垫面植被识别的可行性。

关键词：面向对象；植被分类；ESP；波段融合；纹理特征；MRS；干旱半干旱地区

中图分类号：

植被是干旱半干旱地区生态系统的重要组成部分[1]，植被的精准分类与识别对于理解该区生态系统功能和结构具有十分重要的意义，是干旱半干旱地区乃至荒漠化地区生态遥感研究的基础[2]。目前，基于遥感数据的土地利用分类是较为常用的方法[3]。在遥感影像分辨率较低的时期，影像分类均采用基于像素的分类方法，利用不同地类的像元统计值，判断每个像元与相应地物类型统计值之间的距离，继而对像元进行分类。显然，中低分辨率的遥感数据在应用中往往存在像元混合的问题，导致“异物同谱”降低分类精度。

随着高分辨率影像的出现，学者提出了面向对象的分类方法，利用该方法参与提取的信息因子不仅仅是光谱信息，也包括影像分割尺度与影像空间信息的约束，如影像对象的纹理、颜色、形状等，在草原普查[4]、湿地信息提取[5]以及生态恢复[6]等领域取得了令人满意的结果和广泛的应用。相关文献表明，纹理信息能够反映影像中不同地物的客观信息[7-9]，与光谱特征的结合构建的分类规则能够提高不同地物的能力。如苏伟等[10]基于 Sentinel-2A 影像结合实测数据，得出植被指数和红边光谱数据与表征作物生长状况的特征之间存在较好的相关关系的结论。Anders 等[11-13]通过提取高分辨率影像的纹理特征信息，多特征的结合可以提高面向对象的分类精度；王利军等[14]通过对比不同植被指数在 Sentienl-2A 影像可见光波段进行主要作物的分布信息提取，总体精度达到 90%以上，分类效果较好。遥感影像分类中目标对象往往需要多个像元的结合才可以较详尽的表达，通过尺度分割可以将分割后的像元组合作为分类的基本单元，以弥补人工解译的不足。影像对象尺度的选择非常重要，不同地类在不同分割尺度下的划分程度也影响着分类精度。Jing 等[15]利用 ESP 工具提取影像最优分割尺度，结合多尺度分割，提高了对水生植被的识别精度，确定了面向对象分类方法在地物提取方面的可行性。遥感信息提取方面，主成分分析作为一种正交变换，减少了波段间的冗余，能够突出其本质变化，也被广泛应用于多分类领域，如 Hassan 等[16]结合主成分分析，

收稿日期：2019-09-22；**修订日期：**2019-12-19

资助项目： 国家自然科学基金重点国际合作研究与青年项目(51620105003，51809141)；内蒙古自然科学基金重大项目与博士项目(2018ZD05，2018BS05001)；教育部创新团队发展计划(IRT_17R60)；科技部重点领域科技创新团队(2015RA4013)；内蒙古农业大学高层次人才科研启动金项目（NDYB2017-24）；内蒙古自治区草原英才产业创新创业人才团队、内蒙古农业大学寒旱区水资源利用创新团队(NDTD2010-6)

第一作者简介：邬亚娟（1994-），女，硕士研究生，研究方向为遥感水文与生态水文.E-mail:wwyajuan@foxmail.com

***通信作者简介：**刘廷玺，E-mail:txliu1966@163.com

对土地利用采用面向对象进行分类，分类效果较好；Xiu 等[17]结合主成分变换，通过构建一系列颜色和纹理特征，采用决策树分类法实现了典型作物的分类识别。

现阶段针对干旱半干旱地区植被分类的研究大多数仍以作物为主要识别对象，尽管部分研究结合了多种处理方法及同化数据，在识别精度方面有了一定程度的提高，但针对复杂地貌条件下的自然保护区植被分类研究尚不充分。Sentinel-2A 作为中分辨率的多光谱成像卫星，具有免费数据、时空分辨率高、重访周期短的优势，其在监测农业、林业、土地覆盖变化等方面具备较高的应用价值。本文针对下垫面复杂、植被退化严重的干旱半干旱地区，通过融合多源影像数据，使用多种机器学习模型，进行了多种地类同步识别的探索，对抗寒抗旱沙生植被进行分类识别，以期提出基于同化多源遥感数据的中分辨率植被分类方法，为干旱区植被的退化过程研究提供参考。

1 数据来源与研究方法

1.1 研究区概况与数据来源

1.1.1 研究区概况

研究区位于科尔沁沙地南部(122°33′00″~122°41′00″E，43°18′48″~43°21′24″N)，如（图 1），总面积约 55 km^2，受半干旱温带大陆性季风气候影响，年平均降水量 389 mm，年平均蒸发量达 1412 mm 左右，降水集中分布于夏季，冬季时间短，霜冻少，地下水位较高。研究区风速大，含沙量高，多以风沙土和草甸土为主，多数植被具有很强的固沙能力和抗旱性[18]。研究区地形总体走向为南北高翘，东低西高，中间低平，呈现沙丘草甸湖泊相间的多地貌的梯级生态带[19]。除农业用地之外，自然植被类型在科尔沁沙地具有典型代表性，研究区所在地为沙地保护区，主要林地类型为人工杨树林，主要灌木以小叶锦鸡儿(*Caragana microphylla*)为主，半灌木以差巴嘎蒿(*Artemisia halodeudrou*)为主，沙蓬(*Agriophyllum squarrosum*)、小花蒺藜(*Cenchrus pauciflorus*)等作为沙丘草甸过渡带植被，成斑块状分布于固定半固定沙地[20]。

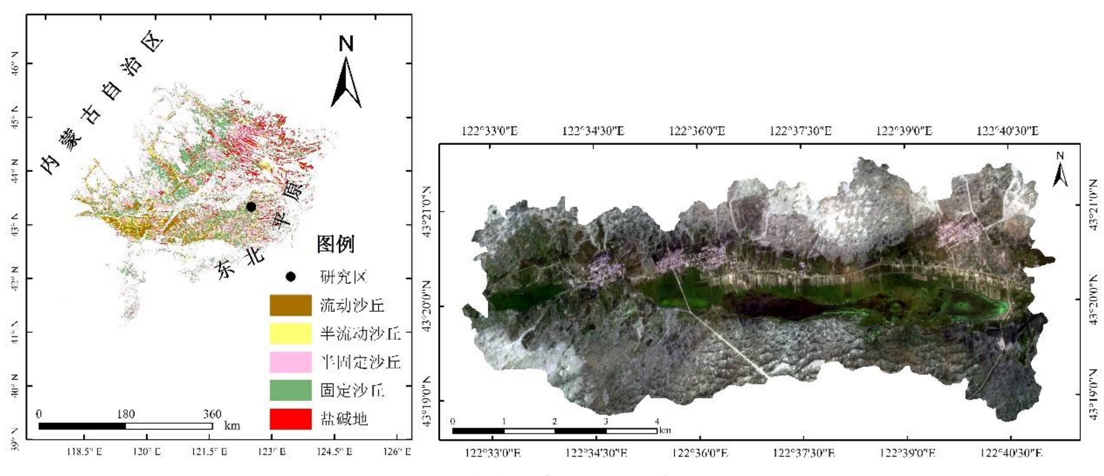


图 1 试验区地理位置示意图

Fig1. Location of the study area

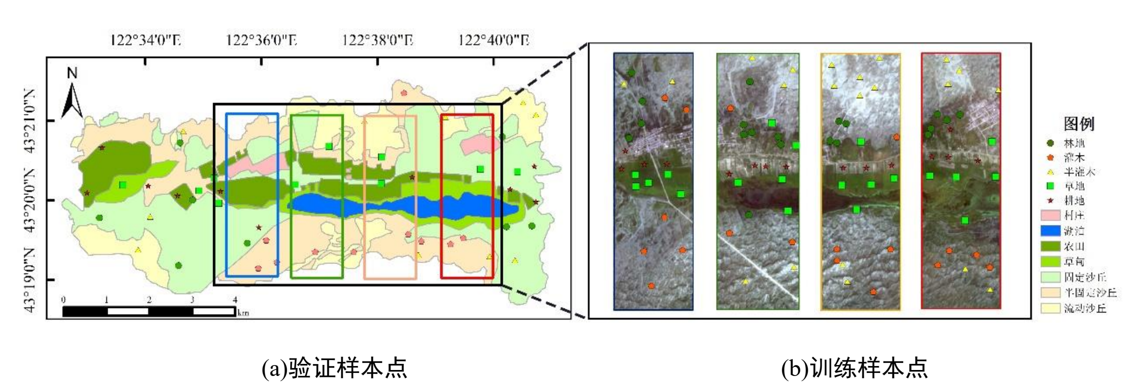
1.1.2 外业数据获取

为了保证采样点的准确性与可操作性，首先利用高分辨率 Google 地球影像进行样地初步确定，再根据初选样地进行实地踏勘复选，剔除不一致或者不符合布设规则的采样点，为了规避影像分辨率对分割对象的影响，规定选择的样地大小不得小于影像分辨率大小。而后根据剔除后的结果作为验证样本，并将获取结果参照无人机影像进行对比，结果完全一致，说明可以利用无人影像代替调查结果，节省大量人工作业。验证样本则通过地面调查获取。

由于研究区地貌类型较复杂，如果采用随机布设样地可能导致部分地形和植被的缺失，则采用均匀布设方式进行样点布设，即不同地类内部样本均匀分布且具有代表性。为了显示出梯级生态带的特点，将研究区划分为典型区域与一般区域。典型区域划分是以 4 条经线为

中心（122°35′4.7″E、122°36′48″E、122°37′36″E 和 122°39′18″E），结合研究区所有地貌类型，不同地类空间分布更加集中且具有代表性，区域设定为南北横跨研究区，跨度约为 4 km，东西方向各 500 m。非典型区则属于无高分辨率无人机影像的一般研究区，该区包含典型研究区，地物类别与典型区域基本一致，面积更广，但是地类空间分布不集中，样本采集难度较大，为了保证训练样本与验证样本的一致性，该区域内的验证样本点布设方式与训练样本点布设方式相同。非典型区域对干旱半干旱地区的代表性不如典型区域，因此，本研究仅对典型区域设计航拍了无人机影像。

实地调查时利用高精度手持 GPS 在典型区域内布设了 94 个训练样本点(图 2b)，总样本点的分配情况为：林地 20 个，草甸地 20 个，半灌木 21 个，灌木 18 个，耕地 15 个。为了进一步说明研究使用的分类方法在研究区的适用性，在非典型区布设了 48 个验证样本点来证明分类的准确率(图 2a)，其中林地 8 个，草甸地 10 个，半灌木 10 个，灌木 10 个，耕地 10 个，训练及样本数据均包括研究区的非植被土地利用情况和所有植被类型。



(a)验证样本点　　　　(b)训练样本点

图 2 试验点位布设示意图

Fig2. Schematic diagram of the sampling points

1.1.3 影像数据获取

选择 2018 年 7 月 23 日 Sentinel-2A 影像为主要数据源(包含 4 个分辨率为 10 m 的可见光波段和一个近红外波段)，以同时期获取的地面调查信息、无人机航摄数据以及 Google 地图作为参考。Sentinel-2A 影像的处理主要包括：辐射定标、大气校正、色彩增强以及不规则区域剪裁等。无人机影像使用大疆精灵 PHANTOM 4 Pro V2.0，影像获取时间于 2018 年 8 月 27 日至 9 月 1 日，航摄当天无风晴朗且光照条件良好，设置无人机飞行高度为 80 m，获取数据为 2000 万像素的具有 R、G、B3 波段的高分辨率影像，重叠度为航向 70%，旁向 40%，共得到 8171 张航摄高清原始照片，后期使用专业软件进行拼接以 TIFF 格式存储，主要正射影像拼接步骤包括：航摄照片对齐、创建密集点云、创建影像纹理、自动校正影像并生成初步正射影像等，每个无人机影像宽幅约为 3.8 km×1 km，合成后得到 4 幅总面积为 15.2km^2 的无人机影像。

1.2 研究方法

1.2.1 ESP 尺度优选和 MRS 多尺度分割

研究应用 MRS[21](multiresolution segmentation)算法生成最合适的图像对象。MRS 是一个自下而上的迭代合并算法，将现有的像素或图像对象分割成更大的基于相对同质性标准的对象，可进一步衡量内部均匀图像对象，并修改 3 个关键参数(尺度、形状、紧度)来控制尺度分割的均匀性[22]。如果尺度过大，对象会混合其他地物类型，而尺度过小则会导致影像破碎，从而降低分类精度。形状的值等于 1 减去颜色的值，决定了生成对象时形状的权重，参数紧致度决定了对象的紧致度或平滑度。因此，在分割时根据前人经验以及目视检验将形状/紧致度设置为 0.2/0.5[23]。

分割尺度的选择影响着面向对象分类结果，其中，ESP[24](scale parameter estimate)自动

分割具有固定尺度参数增量的图像，计算局部方差(LV)作为分割得到的每个对象尺度的平均标准偏差(SD)，并使用称为变化率(ROC)的度量方法评估 LV 的动态。ROC-LV 图中的峰值表示相对于影像级的数据属性，可以确定最佳的图像分割尺度。

1.2.2 特征提取

Sentinel-2A 影像光谱分辨率较低，除了影像自身的光谱特征外，本文借助影像空间特征、纹理特征，以提高识别效率和精度。研究选择主成分分析将数据进行压缩，融合亮度、饱和度与植被指数等能够增强植被信息的衍生波段。所选特征的描述和计算公式见表 1。

表 1 样本特征与描述

Fig1. Features and description of the samples

特征	公式	描述
归一化植被指数(NDVI)	(*NIR*-*R*)/(*NIR*+*R*)	检测植被生长状态、植被覆盖度和消除部分辐射误差等
增强型植被指数(EVI)	2.5×(*NIR*-*R*)/(*NIR*+6×*R*-7.5×*B*+1)	矫正土壤背景和气溶胶散射的影响，常用于 LAI 值高，植被茂盛区域
主成分分析第一主分量(PCA1)		无波段限制，光谱保存较好，第一主成分信息高度集中
饱和度(S)	1-3×min{*R*,*G*,*B*}/(*R*+*G*+*B*)	代表影像的色彩强度与纯度
亮度(I)	(*R*+*G*+*B*)/(√3)	一个影像对象的各波段光谱均值的算数平均值

注：*NIR*、*R*、*G*、*B* 分别表示影像近红外、红、绿以及蓝波段。

1.2.3 分类模型及精度验证

由于研究属于多分类问题，因此求取精确率 *P*(percision)、准确率 *A*(accuracy)、召回率 *R*(recall)、*F1* 值的宏平均值$P_{\text{macro_avg}}$作为衡量分类器的性能。*P* 为预测结果，显示了正类样本中有多少预测样本被正确分类；*A* 表示被正确分类的样本与总样本数之比；*R* 表示正确分类了多少正类样本。*F1* 为精度和召回率的调和平均，可用来评价分类的整体结果[25]。

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$A = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R}$$

$$P_{\text{macro_avg}} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} P_i$$

式中：*TP*(true positive)：正类预测为正类数；*FN*(false negative)：负类预测为正类数；*FP*(false positive)：正类预测为负类数；*TN*(true negative)：负类预测为负类数。*n* 表示地物类型数目；P_i 表示第 *i* 类的精确率，召回率和 *F*1 值计算方式相同；

为了确定分类的准确性，利用 Kappa 系数、制图精度(*PA*)以及用户精度(*UA*)进行不同分类器分类结果的精度验证。其中：

$$PA = \frac{\text{正确分类数}}{\text{某类别总数}}$$

$$UA = \frac{\text{正确分类数}}{\text{正确分类总数} + \text{错分到某类别总数}}$$

2 结果与分析

2.1 ESP 尺度优选

在研究区使用 ESP 尺度分析(图 3)，对不同尺度分割效果的局部方差进行计算。结果表明，分割效果的变化率随分割尺度的提升呈现波动下降的趋势，局部方差则随分割尺度的提升近线性增长。考虑到变化率的极大值可表示为最优解，通过多次分析和测试，最终选取 58、81 和 102 三种最优的尺度参数用于研究区不同地类样本的选择建模。

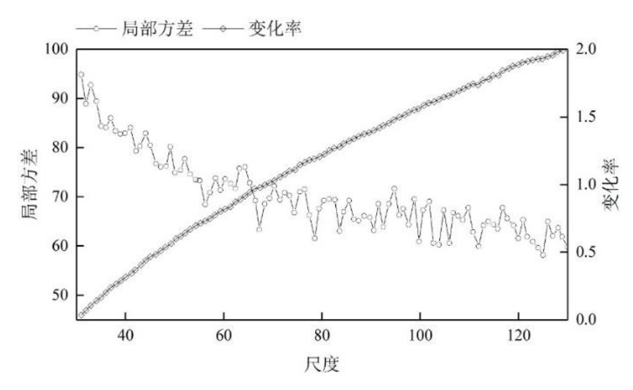


图 3. ESP 得到的影像最优分割尺度

Fig.3 Optimal segmentation scales obtained by ESP of the image

利用三种不同尺度生成的图像片段分割的类别，尺度 102 能够较好地分离植被与非植被，乡村建筑用地与有少量植被的土地也能被较好地分离；81 及以下分隔尺度更适于区分耕地与草甸地(图 4b,4c)，甚至相较于图 4a，精细的尺度可以刻画耕地及作物的长势；尺度 58 是区分不同自然植被的最优尺度，图 4 右侧三种分割尺度对于裸地及沙生灌木、半灌木的分离效果都较好。可见，使用多尺度参数进行分割生成的最优尺度分类图在研究区具有较好的适用性。

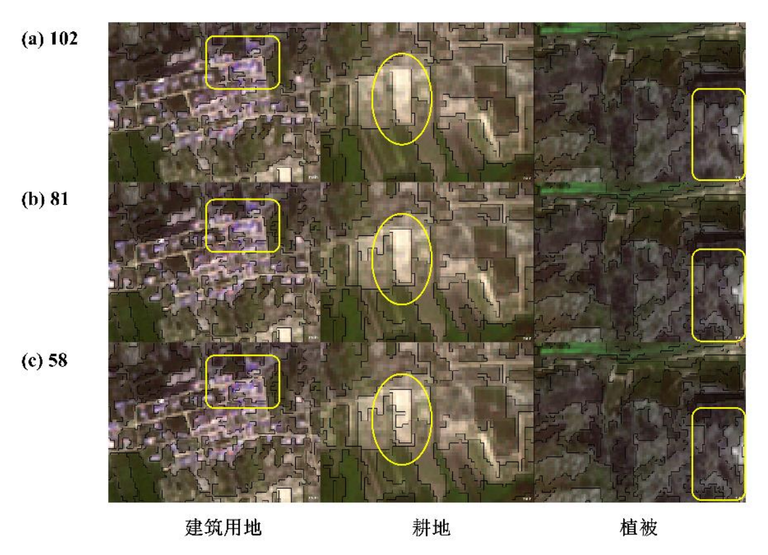


图 4 由 ESP 提出的三个最优尺度产生的影像局部分割结果

Fig4. The segmentation results generated from the three optimal scales suggested by ESP

2.2 模型对比

分别用精确率 *A*、准确率 *P*、召回率 *R* 和调和平均值 *F1* 对 CART 决策树、C4.5 决策树、SVM 以及 KNN 共 4 种分类器的预测结果进行比较，各模型精度评价如表 2 所示。其中 *F1* 值平衡了准确性和召回率，纵向对比可以看出均值呈现相同趋势，表明分类样本未发生数据集偏斜。分类结果显示，CART 决策树分类效果最好，分类准确率达到 90.89%；C4.5 决策树与 SVM 准确率次之，KNN 最低。可以看出，4 种分类方法的 4 个指标都达到了预期的效果，分类精度较相近，说明模型可靠且分类器均适用该研究区。而 CART 决策树的 *F1* 值最高达到了 91.21，综合指标高于其他方法，说明其在研究区的适用性更好。

表 2 不同分类器分类精度

Table2 Classification accuracy of different classifiers

分类器	精确率(*A*)	准确率(*P*)	召回率(*R*)	调和平均值(*F1*)
CART 决策树	91.38	90.89	91.53	91.21
C4.5 决策树	89.91	88.90	91.67	90.26
SVM	88.65	88.78	90.91	89.83
KNN	89.05	88.52	91.11	89.80

2.3 分类效果与精度验证

采用 CART 决策树、C4.5 决策树、SVM、KNN 方法,分别提取了研究区 7 种主要植被类型以及 3 种非植被地类，利用地面样地获取的样本点进行地物分类精度验证，所有方法均使用相同训练样本和验证样本，可减少因样本的选择不同造成的误差。

表 3 分类器分类结果以及精度对比

Table3. Classifier classification results and precision comparisons

分类方法		各主要植被类型占总分类面积比例%								总精度	Kappa
		林地	灌木	半灌木	矮丛禾草草甸	丛生杂草草甸	旱地	水田	沙地	%	系数
	CART	7.5	7.9	42.2	4.5	5.9	18.3	2.0	5.8	91.28	0.91
	C4.5	10.6	6.8	47.4	5.0	4.4	13.5	2.2	4.0	89.78	0.88
	SVM	11.9	7.1	43.2	4.5	5.1	14.3	2.3	4.6	89.54	0.88
	KNN	6.5	4.8	50.8	4.6	4.5	16.7	2.1	3.9	89.11	0.87
	CART	86.38	91.67	78.42	80.32	92.1	95.09	97.72	92.11	—	—
	SVM	90.74	77.74	88.55	70.25	87.29	95.6	96.59	91.55	—	—
	KNN	95.88	80.25	77.78	70.42	89.31	93.02	96.82	89.1	—	—
制	CART	92.69	77.95	97.76	96.14	92.41	91.02	88.43	97.9	—	—
图	C4.5	93.08	91.86	93.72	96.53	89.66	82.57	81.82	97.9	—	—
精	SVM	94.23	89.66	90.13	95.75	90	83.98	82.02	90.91	—	—
度	KNN	89.62	93.68	91.44	96.53	89.31	81.05	81.82	97.2	—	—

各分类方法提取的不同植被面积比例及精度验证的对比数据见表 3，其中总精度为：CART 决策树>C4.5 决策树>SVM>KNN。由表 3 可以看出，林地是分类精度最高的植被，用各分类方法识别精度均最高，用户精度和制图精度可达 96.96%和 96.32%，矮丛禾草草甸分类精度最低，其原因为该植被总面积较小且与旱地在 7 月下旬的纹理特征相近，其用户精度均值为 72.04%。对于农作物规则地块，用 CART 决策树分类方法精度最高，可以看出在该研究区最优分类器为 CART 决策树。

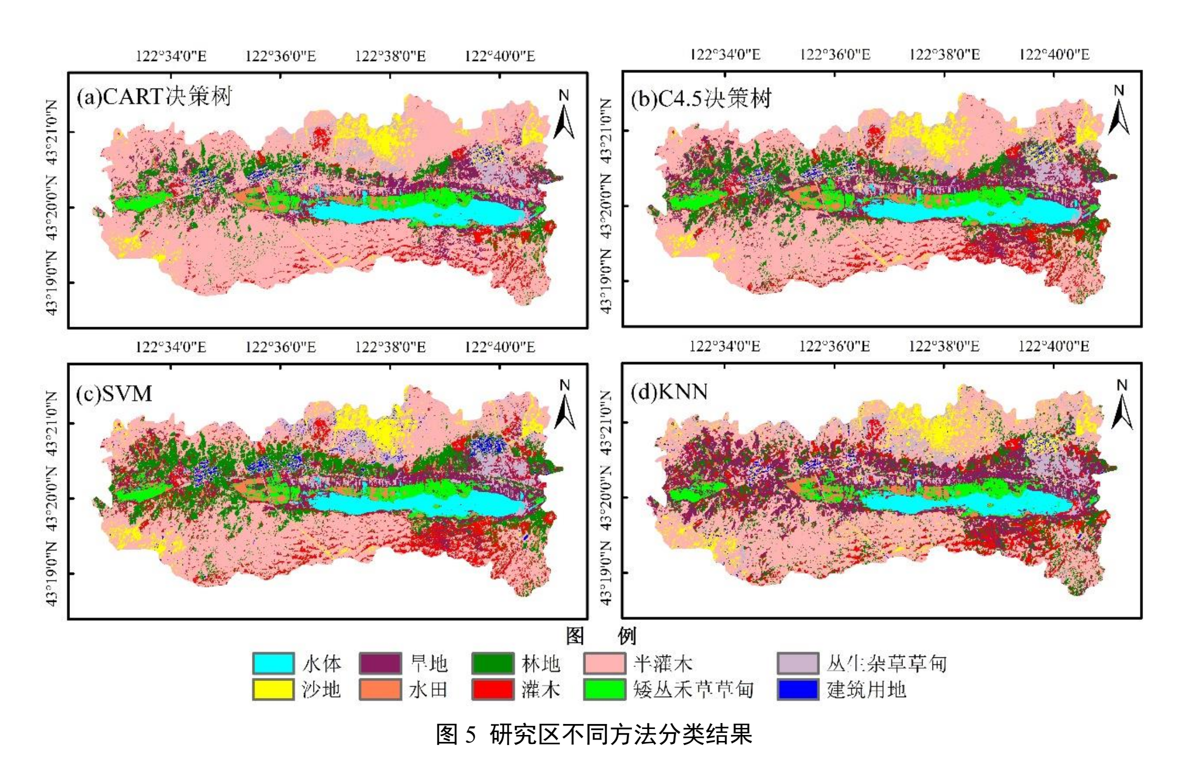


图 5 研究区不同方法分类结果

Fig5. Vegetation classification maps by different methods for the study area

从空间分布看(图 5)，研究区梯级生态带划分明显，植被组成结构分布特征鲜明，表现在研究区固沙能力较强的半灌木植被分布最广，占研究区总植被面积的 42%。流动沙地以湖泊北侧为主，大部分灌木分布在湖泊南侧，说明南侧固沙状况优于湖泊北侧。研究区由北向南地貌分布依次为沙地、半固定沙地固沙植被、沙地草甸植被、林地、耕地、湿地草甸植被、湖泊、半固定沙地固沙植被、固定沙地固沙植被。研究区主要农作物为旱地，大部分分布在湖泊以北，主要林地为人工杨树林。

3 结论与讨论

3.1 结论

研究采用中分辨率 Sentinel-2A 单时相遥感影像，利用面向对象的分类方法，对科尔沁沙地典型区域进行了多植被的提取和分析，最后采用基于影像像元的分类稳定性与分类精度进行检验。结论如下：

(1)基于多尺度分割原理，自上而下对影像进行分割的方法弥补了以往只利用光谱特征信息分类的不足，避免了影像破碎以及“椒盐”现象。同时利用 ESP 最优尺度选择后确定最佳分割尺度为 58、81 和 102，即在 102 尺度上，将植被与非植被区域区分；在 81、58 尺度下提取不同植被的光谱纹理等信息，减少了手动勾绘对象的边界。

(2)研究以无人机数据等作为参考，基于 CART 决策树、C4.5 决策树、SVM、KNN 分类方法挖掘并建立可靠样本模型。结果显示基于决策树的分类精度高于 SVM 与 KNN 分类器分类，其中 CART 决策树分类精度最高，总分类精度依次排序为：CART 决策树>C4.5 决策树>SVM>KNN，除矮丛禾草草甸受到分辨率限制，分类精度较低，平均精度为 72.04%外，其他植被分类效果良好且边界分明。验证了基于 Sentinel-2A 单时相遥感影像进行复杂下垫面植被识别的可行性。

(3)分类结果图表明植被多样性从起伏山地向湖泊区域先增加后减少的趋势，植被类型整体单调，以小斑块分布，草甸过渡带区域内植被类型较为丰富，以矮丛禾草草甸最多，湖泊南边山地以灌木植被为主，林地分布较为集中。流动沙地以北部为主，受地形限制，沙化现象严重。

本文依据最佳特征构建的 CART 决策树分类方法，分类精度达到 91.28%，植被的整体

分类精度均达到 89%以上，分类精度仍有较大的上升空间。同时充分利用色彩变换和纹理信息构建影像特征波段，通过对比分析多种分类方法，获得了能够有效区分科尔沁沙地自然植被快速、准确分类的最佳特征和分类算法模型。该研究在大范围遥感监控中的应用具有一定的参考价值。

3.2 讨论

本研究利用对象的尺度同质性特征，分别使用 4 种分类器对影像植被进行分类，总体分类精度较高，说明各模型在研究区具有一定的适用性。从分割效果来看，分割尺度过大过小都会对分类结果产生影响，容易产生分割不足与过分割的现象，因此分割尺度的选择至关重要，同时针对不同地类选择不同的分割尺度进行分类规则的建立，对研究干旱半干旱地区植被类型的识别具有重要意义。

本文进行分类的对象为 Sentinel-2A 影像，在时间分辨率以及获取成本上具有一定优势，但其在波段选择与特征构建方面尚存在一定局限性。较高的分类精度表明基于多尺度分割面向影像对象的分类方法适用于该研究区，但分类结果与实际植被的分布状态仍存在一定差距，分析误差产生的原因主要包括：由于植物生长状态不一致导致的“同物异谱”现象，如不同生长环境下的同种植被在同一生长期的长势差异，导致其包含多个生长期特征，整体识别度就会降低；受人类活动影响，人造地物特征差异较大，并且部分地物边界重叠现象较严重，难以获取精确地物边界；由于受研究区地貌条件限制，采样点数目以及质量问题而引起的影像判别易缺失真实性和全面性等。如何将物候参数与遥感波段信息以及其他非遥感数据，如降水、坡度、坡向、气象因子等对植物生长有直接影响的信息相结合，从而进行更精细的植被类型的识别，是下一步研究工作的重点。

研究区处于半湿润以及半干旱的过渡性气候区，可结合具有典型植被物候特征的多时相高分辨率影像进一步提升分类精度。除此之外，本文仅研究小尺度植被划分，后续将扩展到整个科尔沁沙地进行大尺度的植被分类制图。

参考文献：

[1] 张艺,张丽,周宇,等.1982—2012 年全球干旱区植被变化及驱动因子分析[J].干旱区研究,2017,34(1):59-66.[Zhang Yi, Zhang Li, Zhou Yu, et al. Vegetation change and its driving factors in global drylands during the period of 1982-2012[J]. Arid Zone Research, 2017,34(1):59-66.]

[2] Amee K T, Venkappayya R D, Ajay P, et al. Impact assessment of watershed management programmes on land use/land cover dynamics using remote sensing and GIS[J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2017, 5: 1-15.

[3] 邢菲,李虎,李建贵,等.基于 3S 技术的天山历史云杉林空间分布的提取[J].干旱区研究,2019,36(2):451-458.[Xing Fei, Li Hu, Li Jiangui, et al. 3S-based Exrtraction of spatial distribution of *Picea schrenkiana* var.tianschnica in history in the Tianshan Mountains[J]. Arid Zone Research, 2019,36(2):451-458.]

[4] 陈喜梅,王庆国,王一斐,等. eCognition 在西藏全区草原普查遥感影像信息快速提取中的应用[J].中国草地学报,2017,39(2):117-120.[Chen Ximei, Wang Qingguo, Wang Yifei, et, al. Application of eCognition to rapidly extract the information from remote sensing image of grassland general investigation in Tibet region[J]. Chinese Journal of Grassland, 2017, 39(2):117-120.]

[5] 张猛,曾永年,朱永森.面向对象方法的时间序列 MODIS 数据湿地信息提取——以洞庭湖流域为例[J].遥感学报,2017,21(3):479-492.[Zhang Meng, Zeng Yongnian, Zhu Yongsen. Wetland mapping of Donting Lake Basin based on time-series MODIS data and object-oriented method[J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(3): 479–492.]

[6] 张贵花,王瑞燕,赵庚星,等.基于物候参数和面向对象法的濒海生态脆弱区植被遥感提取[J].农业工程学报,2018,34(4):209-216.[Zhang Guihua, Wang Ruiyan, Zhao Gengxing, et, al. Extraction of vegetation information in coastal ecological vulnerable areas from remote sensing data based on phenology parameters and object-oriented method[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2018, 34(4): 209－216.]

[7] 毛宁,刘慧平,刘湘平,等.基于 RMNE 方法的多尺度分割最优分割尺度选取[J].国土资源遥感,2019,31(2):10-16.[Mao Ning, Liu

Huiping, Liu Xiangping, et al. Optional scale selection for multi-scale segmentation based on RMNE method[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2019, 31(2): 10-16.]

[8] 刘怀鹏,安慧君,王冰,等.最大似然识别绿化树种休斯现象规避[J].干旱区研究,2016,33(2):449-454.[Liu Huaipeng, An Huijun, Wang Bing, et al. Recognition and avoidance of hughes phenomenon in classification of greening tree species with maximximum likelihood[J]. Arid Zone Research, 2016, 33(2): 449-454.]

[9] 彭佳忆,王新军,朱磊,等.基于无人机影像的荒漠地表类型信息提取[J].干旱区研究,2019,36(3):771-780.[Peng Jiayi, Wang Xinjun, Zhu Lei, et al. Information extraction of desert surface types based on UAV image[J]. Arid Zone Research, 2019, 36(3): 771-780.]

[10] 苏伟,侯宁,李琪,等.基于 Sentinel-2 遥感影像的玉米冠层叶面积指数反演［J/OL］.农业机械学报,2018,49(1):151-156.[Su Wei, Hou Ning, Li Qi, et al. Retrieving leaf area index of corn canopy based on Sentinel-2 remote sensing image［J/OL］. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(1):151-156.]

[11] Anders, N S, Seijmonsbergen, A C, Bouten W, Segmentation optimization and stratified object-based analysis for semi-automated geomorphological mapping[J].Remote Sensing of Environment, 2011, 115(12):2976-2985

[12] 王志华,孟樊,杨晓梅,等.高空间分辨率遥感影像分割尺度参数自动选择研究[J].地球信息科学学报,2016,18(5):639-648.[Wang Zhihua, Meng Fan, Yang Xiaomei, et al. Study on the automatic selection of segmentation scale parameters for high spatial resolution remote sensing images[J]. Journal of Geo-information Science, 2016, 18(5): 639-648.]

[13] Pu R L, Shawn L. A comparative analysis of high spatial resolution IKONOS and WorldView-2 imagery for mapping urban tree species[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 124:516-533

[14] 王利军,郭燕,贺佳,等.基于决策树和 SVM 的 Sentinel-2A 影像作物提取方法[J].农业机械学报,2018,49(9):146-153.[Wang Lijun, Guo Yan, He Jia, et al. Classification method by fusion of decision tree and SVM based on sentinel-2A image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(9):146-153.]

[15] Ran J, Lei D, Wen-Ji Z, et al. Object-oriented aquatic vegetation extracting approach based on visible vegetation indices[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2016:1427-1436.

[16] Hassan F, Mohammad Ali H A, Ruhollah T M, et al. Evaluating desertification using remote sensing technique and object-oriented classification algorithm in the Iranian central desert[J]. Journal of African Earth Sciences, 2018, 145: 115-130.

[17] Xiu Y C, Liu W H, Yang.W J. An improved rotation forest for multi-feature remote-sensing imagery classification[J]. Remote Sensing, 2017, 9(11):1205.

[18] 张圣微,张鹏,张睿,等.科尔沁沙地典型区生长季蒸散发估算及其变化特征[J].水科学进展,2018,29(6):768-778.[Zhang Sengwei, Zhang Peng, Zhang Rui. .Estimation of growing season evapotranspiration and its variation in a typical area of Horqin Sandy Land[J]. Advances in Water Science, 2018, 29(6):768-778.]

[19] 王婧,刘廷玺,雷慧闽,等.基于涡度相关的半干旱区沙丘-草甸水热通量对比分析[J].干旱区研究,2016,33(3):593-600.[Wang Jing,Liu Tingxi ,Lei Huimin,et al. Heat and water vapor fluxes of dune-meadow landscape in semiarid area based on eddy covariance measurements n[J]. Arid Zone Research, 2016, 33(3):593-600.]

[20] 高肖彦,刘廷玺,段利民,等.科尔沁沙丘-草甸田间持水量的综合测定与影响[J].干旱区研究,2016,33(6):1336-1344.[Gao Xiaoyan Liu Tingxi, Duan Limin,et al. Determination and effect of dune-meadow field capacity in the Horqin Sandy Land[J]. Arid Zone Research, 2016, 33(6):1336-1344.]

[21] 胡凡盛,杨太保,王晶,等.基于面向对象分类的马兰冰帽变化与气候响应[J].干旱区研究,2017,34(5):1018-1026.[Hu Fansheng, Yang Taibao, Wang Jing, et al. Variation of the Malan Ice Cap and its response to climate change based on object-oriented extraction method[J]. Arid Zone Research, 2017, 34(5):1018-1026.]

[22] Lucian D, Csillik O, Eisank C, et al. Automated parameterisation for multi-scale image segmentation on multiple layers[J]. Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 88:119-127.

[23] Lucian D, Dirk T, Shaun R. L, ESP: a tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2010, 24(6):859-871.

[24] Yan J L, Zhou W Q, Han L J, et al. Mapping vegetation functional types in urban areas with WorldView-2 imagery: Integrating object-based classification with phenology[J]. Urban Forestry & Urban Greening, 2018, 31:230-240.

[25] Zhang S T, Wang F F, Duo F, et al. Research on the majority decision algorithm based on WeChat sentiment classification[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2018, 35 (3):2975-2984.

Study on vegetation classification in Arid and Semi-arid Area using object-oriented method

WU Ya-juan[1]，LIU Ting-xi[*1,2]，TONG Xin[1,2]，LUO Yan-yun[1,2]，DUAN Li-min[1,2]，WANG Guan-li[1,2]

（1. College of Water Conservancy and Civil Engineering，Inner Mongolia Agricultural University，Hohhot 010018，Inner Mongolia，China；

2. Water Resources Protection and Utilization Key Laboratory， Hohhot 010018，Inner Mongolia，China）

Abtract: In order to improve the classification accuracy of different vegetation in arid and semi-arid areas, a Sentinel-2A image was used for classification in this paper after multi-scale segmentation. Using principal component transformation analysis, vegetation index construction and image texture feature extraction, the object-oriented classification accuracy of the CART decision tree, C4.5 decision tree, KNN and SVM in the southern Horqin sandy land was compared and analyzed. It was observed thatthe optimal segmentation scales of object-oriented classification were 58, 81 and 102, and after separating vegetation and non-vegetation at the 102 scale, the characteristic information of different vegetation was extracted at the scales of 58 and 81 respectively. According to the classification accuracy, the classification accuracy based on decision tree was higher than the KNN and SVM algorithm, and the classification accuracy of all models all exceeded 89%. The overall classification accuracy of the CART decision tree was up to 91.28%, and the Kappa coefficient was 0.91. The feasibility and applicability of vegetation identification based on moderate resolution single time phase remote sensing image were verified in this study.

Keywords: object oriented; vegetation classification; ESP; band fusion; texture features; MRS; Arid and Semi-Arid Area